스케일 스페이스 필터링과 퍼지 클러스터링을 이용한 뇌 자기공명영상의 분할

윤옥경[†] · 김동휘[††] · 박길흠[†††]

요 약

의료 영상은 환자에 대한 해부학적인 진단 정보를 얻기 위한 영상으로 정확한 병변 인식과 판단을 위해서는 조직별 분할이 선행되어야 한다. 본 논문에서는 T1 강조 영상 그리고 T2 강조 영상, PD 영상의 특징을 상호 보완적으로 이용한 자동적인 영상 분할 방법을 제안한다. 제안한 분할 알고리듬은 PD 영상으로부터 대뇌 마스크를 획득하고, 대뇌마스크를 T1 과 T2, PD의 입력 영상에 씌워 각각의 대뇌 영상을 획득하여 T1 과 T2, PD를 축으로 하는 3차원 공간상에서 스케일 스페이스 필터링과 3차원 클러스터링을 이용하여 대뇌 내부 조직에 해당하는 클러스터를 찾아서 분할에 이용한다. 대뇌 영상분할은 이들 클러스터의 중심 값을 FCM 알고리듬의 초기 중심 값으로 두고 FCM 알고리듬을 이용하여 분할한다. 제안한 분할 알고리듬은 정확한 클러스터의 중심 값을 계산함으로 초기 값의 영향을 많이 받는 FCM 알고리듬의 단점을 보완하였고 다중 스펙트럼 영상의 특성을 조합하여 분할에 이용함으로 단일 스펙트럼 영상만을 이용하는 방법보다 향상된 분할 결과를 얻을 수 있었다.

Segmentation of MR Brain Image Using Scale Space Filtering and Fuzzy Clustering

Yoon Ock Kyung[†], Kim Dong Whee[††] and Park Kil Houm[†††]

ABSTRACT

Medical image is analyzed to get an anatomical information for diagnostics. Segmentation must be preceded to recognize and determine the lesion more accurately. In this paper, we propose automatic segmentation algorithm for MR brain images using T1-weighted, T2-weighted and PD images complementarily. The proposed segmentation algorithm is first, extracts cerebrum images from 3 input images using cerebrum mask which is made from PD image. And next, find 3D clusters corresponded to cerebrum tissues using scale space filtering and 3D clustering in 3D space which is consisted of T1, T2, and PD axis. Cerebrum images are segmented using FCM algorithm with its initial centroid as the 3D cluster's centroid. The proposed algorithm improved segmentation results using accurate cluster centroid as initial value of FCM algorithm and also can get better segmentation results using multi spectral analysis than single spectral analysis.

1. 서 론

자기공명영상(magnetic resonance image, MRI)은 X선 영상, 초음파 영상 및 컴퓨터 단층촬영 (computed tomography, CT) 영상등의 다른 의료영상에 비하여 보다 정확한 해부학적인 진단 정보를 제공한다. 그러므로 다른 의료영상을 이용할 경우 발견하기 어려운 뇌종양, 심장 질환 및 척추 디스크 질환들의 진단뿐만 아니라 기타 다른 병변(lesion)의 해부학적인 상태를 판단하기 위하여 널리 이용되고 있다.

자기공명영상은 절단하는 단면에 따라, 영상 획득

[†] 준회원, 경북대학교 전자공학과 박사과정
[††] 종신회원, 대구대학교 컴퓨터 정보공학부 조교수
[†††] 경북대학교 전자전기공학부 교수

시의 신호의 가중치에 따라 서로 다른 영상이 얻어진다. 각 방법에 따라 수 십장의 영상이 얻어지므로 한 환자에 대해서 수 백장이상의 영상에 대한 분석이 이루어져야한다. 이러한 방대한 데이터 량 때문에 자기공명영상 분할 및 인식에 대한 자동화된 시스템의 개발이 필연적이다.

지금까지 제안된 자기공명영상 분할방법은 다중 스펙트럼(multi specra) 영상의 특성을 상호 보완적으로 이용하기보다는 각 스펙트럼 영상의 특성 그 자체만을 이용하여 분할하였다.

C. Tsai[1]등은 뇌 자기공명영상을 분할하는데 각 스펙트럼 영상의 특성만을 이용하였다. 대뇌 영역은 PD 영상으로부터 추출하고 대뇌 내부의 뇌척수액(cerebrospinal fluid, CSF)은 T2 강조영상의 히스토그램에서 상위 10% 부분에서 이진화하여 추출하였다. 회색질(gray matter)과 백색질(white matter)은 CSF가 제거된 PD 영상에서 구분 가능한 두개의 마루(peak)가 생기므로 두 개의 마루 사이의 골(valley)을 문턱 값으로 회색질과 백색질을 분리하였다. M. C. Clark[2]등은 지식과 퍼지 클러스터링을 이용하여 뇌 영상을 분할하였다. 그들은 퍼지 클러스터링을 이용하여 T2 강조영상을 10개로 초과 분할하고 하위 3개의 클래스(class)를 배경으로, 상위 7개의 클래스를 대뇌 영역으로 나누었다. 상위 7개의 클래스는 지식(knowledge)을 이용하여 CSF와 백색질, 회색질로 분할하고, 영상의 정상 비정상 여부를 판별하였다. M. C. Clark[3]등은 선행한 연구 [2]의 결과로부터 비정상으로 결정된 슬라이스에 대해 종양의 정확한 부위를 추출하였다. T1 강조영상과 PD 영상에서 종양 부위를 대강 추출하여 2개의 종양영상을 만들고, T1PD의 2차원 히스토그램에서 밀도검사(density screening)를 통하여 세밀하게 종양부위를 추출하였다. 이 방법에서는 종양을 추출하는데 T1 강조영상의 특성과 PD영상의 특성이 상호 보완적으로 이용되었다. M. S. Atkins[4] 등은 전 범위의 뇌 영상에 적용되는 자동적인 대뇌 영역 윤곽선 추출방법을 제안하였다. 비 등방성 필터(anisotropic filter)를 이용하여 대략적인 대뇌 영역으로 간주할 수 있는 초기 대뇌 마스크를 생성하고, 스네이크 알고리듬을 이용하여 최종 대뇌 마스크를 생성하고 대뇌 윤곽선을 추출하였다.

본 논문에서는 T1강조영상과 T2강조영상, PD영상의 특징을 상호보완적으로 이용한 자동화된 영상 분할 방법을 제안한다. 제안한 분할 알고리듬은 대뇌영상을 획득하는 과정과 3차원 클러스터링을 이용하여 대뇌영상을 분할하는 과정으로 이루어진다. 대뇌영상을 획득하는 과정에서는 PD영상으로부터 대뇌 마스크를 만들고 3개의 입력영상에 대뇌 마스크를 씌워서 각각의 대뇌영상을 얻는다.

대뇌영상 분할 과정에서는 대뇌조직에 해당하는 3차원 클러스터를 T1과 T2, PD를 축으로 하는 3차원 공간상에서 찾아 대뇌 조직을 분할한다. 3차원 클러스터는 비슷한 t1과 t2, pd 값을 가지며 T1과 T2, PD를 축으로 하는 3차원 공간 내에서 인접한 지역에 밀집해 있는 화소들의 집합이다. 2차원 히스토그램은 3차원 클러스터가 공간상에서 어떻게 분포되어 있는지에 대한 정보를 제공하므로, 3개의 2차원 히스토그램(T1T2, T2PD, PDT1)에서 화소가 밀집된 영역인 마루들을 3차원 공간에서 교집합하면 3차원 클러스터의 모양을 유추할 수 있다. 2차원 히스토그램의 마루부분은 스케일 스페이스 필터링(scale space filtering)과 2차 미분을 이용하여 찾는다. 이렇게 찾은 3차원 클러스터의 중심값을 FCM알고리듬의 초기 중심값으로 두고, FCM알고리듬을 이용하여 대뇌영상을 분할한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 제안하는 뇌 자기공명영상 분할 방법에 대하여 설명하고, 3장에서는 제안한 방법에 의한 분할 결과와 단일 스펙트럼 영상을 이용한 분할 결과를 비교해 보이고, 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

2. 영상 분할

2.1 대뇌 영상의 획득

자기공명영상은 절단면에 따라 시상단면(sagittal plane)과 관측단면(coronal plane), 축단면(axial plane) 영상으로 나눌 수 있으며, 영상을 획득할 때의 가중치를 둔 신호의 시점에 따라 T1 강조영상과 T2 강조영상, PD영상으로 분류할 수 있다[5]. 정상인의 축단면 뇌 자기공명영상의 해부학적 구조는 [6]에서 잘 설명하고 있으며, 영상 분할할 때 관심을 가지는 영역은 CSF와 회색질, 백색질이다.

T1 강조영상과 T2 강조영상의 히스토그램을 구해보면 대개의 경우 배경 모드, CSF 모드, 회색질과

백색질이 합쳐진 모드(회색질/백색질 모드)의 3개의 모드(극대점)을 갖게 된다. 이에 반해 PD 영상의 히스토그램은 배경 모드와 CSF/회색질/백색질 모드의 2개의 모드만을 갖고 있으므로 배경 제거와 대뇌 영역 추출에 쉽게 사용할 수 있다.

본 논문에서는 PD 영상을 이용하여 대뇌 마스크를 만들고, 3개의 입력 영상에 대뇌 마스크를 씌워서 똑같은 모양의 대뇌 영상을 얻는다. 대뇌 마스크는 먼저 배경부분을 제거하고 뼈(bone), 근육(muscle), 지방(fat) 등 대뇌 외부의 비관심 영역을 제거한다. 배경의 제거는 반복적 임계치 결정법(iterative thresholding)[7]을 이용하여 적절한 임계치를 결정하고, 이 값을 기준으로 PD영상을 이진화 한다.

배경 부분이 제거된 이진화 영상에 형태학적 수축(erosion) 연산을 통해서 두개골의 연결을 끊고 레이블링(labeling)하여 가장 큰 영역을 찾는다. 배경을 제거하면서 대뇌 내부에 구멍(hole)이 생길 수 있으므로 찾아낸 영역에 형태학적 팽창(dilation) 연산을 수행한 후, 구멍을 채워서(filling) 그림 1.(a)와 같은 형태의 대뇌 마스크를 생성한다. 대뇌 마스크를 3개의 입력 영상에 씌워서 겹쳐진 부분만을 추출해내면 그림 1의 (b), (c), (d)와 같은 3개의 대뇌 영상이 만들어 진다.

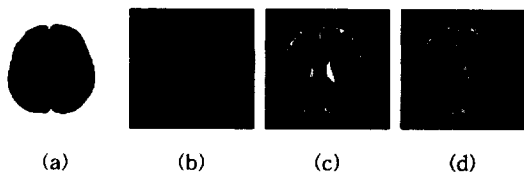



그림 1. 대뇌 마스크 영상과 대뇌 영상들 (a) PD 영상으로부터 얻은 대뇌 마스크 영상, (b) T1 강조 영상의 대뇌 영상, (c) T2 강조 영상의 대뇌 영상, 및 (d) PD 영상의 대뇌 영상.

2.2 대뇌 영상의 분할

T1과 T2, PD 영상의 화소들은 0에서 255사이의 값을 가지고 T1과 T2, PD영상의 밝기 값을 각각의 축으로 하는 3차원 공간상의 한 점으로 대응된다. 대뇌 영상에서 분할하고자하는 조직들은 비슷한 T1과 T2, PD 값을 가지는 화소들의 집합으로 간주할 수 있으며 3차원 공간에서 인접한 지역에 밀집하여 하나의 클러스터를 형성한다. 따라서, 3차원 공간상에서 밀집된 클러스터를 찾아 분리해 냄으로써 대뇌 영상을 분할할 수 있다.

2차원 히스토그램은 3차원 공간상에 분포하는 화소들을 3차원 공간을 이루는 3 평면에 투영하였을 때 평면의 각 지점에서의 화소들의 누적정도를 나타낸 것으로 볼 수 있다. 따라서, 2차원 히스토그램 상에서 화소들이 밀집한 지역과 밀집된 형태를 찾아낸다면 3차원 공간상에 존재하는 클러스터의 위치와 형태정보를 얻을 수 있다.

2.2.1 스케일 스페이스 필터링

스케일 스페이스 필터링은 1차원 신호나 2차원 영상을 평활화하는 필터의 크기를 연속적인 파라메터로 취급함으로써 스케일의 문제를 표현하는 방법이다. 스케일 스페이스 필터링에서 사용되는 필터는 가우시안(Gaussian) 함수에 스케일 상수 τ를 결합한 형태로 스케일 상수의 변화에 따라 필터의 크기가 결정된다. 2차원 신호에 대한 스케일 스페이스 필터링은 다음과 같이 정의된다[8].

$$F(x,y,\tau)=f(x,y)*g(x,y,\tau) \quad (1)$$
$$=\int\int_{-\infty}^{\infty} f(u,v)\frac{1}{2\pi\tau^2}\exp\left[-\frac{(x-u)^2+(y-v)^2}{2\tau^2}\right]dudv$$

식 (1)에서 $f(x,y)$는 2차원 신호를 말하며, $g(x,y,\tau)$는 2차원 스케일 스페이스 필터(scale space filter)를 나타낸다. 스케일 스페이스 필터링은 스케일 상수 τ가 증가할수록 입력으로 들어오는 2차원 영상의 넓은 지역을 평활화하는 효과가 있다. 일정 τ에 대한 $F(x,y,\tau)$의 마루와 골에 해당하는 곳은 $F(x,y,\tau)$를 1차, 2차 미분하였을 때 얻어지는 영 교차점(zero crossing)을 이용하여 찾을 수 있다. $F(x,y,\tau)$의 마루와 골은 $F(x,y,\tau)$를 1차 미분하였을 때 영 교차점으로 나타나고, 2차 미분하였을 때 마루는 음수로, 골은 양수로 나타난다. $F(x,y,\tau)$에 대한 2차 미분은 $f(x,y)$에 $g(x,y,\tau)$를 이차 미분한 함수인 $\nabla^2 g(x,y,\tau)$를 적용함으로써 쉽게 얻을 수 있다[8].

$$\nabla^2 F(x,y,\tau)=\nabla^2\{f(x,y)*g(x,y,\tau)\} \quad (2)$$
$$=f(x,y)*\nabla^2 g(x,y,\tau)$$

$$\nabla^2 g(x,y,\tau)=\frac{\partial^2 g(x,y,\tau)}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 g(x,y,\tau)}{\partial y^2} \quad (3)$$
$$=-\frac{1}{\pi\tau^4}\left[1-\frac{x^2+y^2}{2\tau^2}\right]\exp\left[-\frac{x^2+y^2}{2\tau^2}\right]$$

스케일 스페이스 필터링은 스케일 상수 τ 가 커질수록 $g(x, y, \tau)$도 따라 커지기 때문에 하나의 스케일 스페이스 영상을 얻는 데에 상당한 시간이 소요된다. 스케일 스페이스 필터를 두 개의 1차원 필터, h_1, h_2로 나누어 적용하면 이러한 문제점을 개선할 수 있다[9].

$$\nabla^2 g(x, y, \tau) = h_1(x)h_2(y) + h_2(x)h_1(y) \quad (4)$$

$$h_1(\xi) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}\tau^2}(1 - \frac{\xi^2}{\tau^2})\exp[-\frac{\xi^2}{2\tau^2}]$$

$$h_2(\xi) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}\tau^2}\exp[-\frac{\xi^2}{2\tau^2}]$$

따라서 $F(x, y, \tau)$에 대한 2차 미분은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned}\nabla^2 F(x,y,\tau) &= \nabla^2\{f(x,y) * g(x,y,\tau)\} \quad (5)\\ &= \nabla^2 g(x,y,\tau) * f(x,y)\\ &= [h_1(x)h_2(y) + h_2(x)h_1(y)] * f(x,y)\\ &= h_1(x) * [h_2(y) * f(x,y)]\\ &\quad + h_2(x) * [h_1(y) * f(x,y)]\end{aligned}$$

크기가 N×N 인 히스토그램에 m×m인 2차원 스케일 스페이스 필터를 적용하였을 때 각 화소당 계산하여야 할 곱셈 연산의 횟수는 m^2 이지만, h_1, h_2 필터를 적용하였을 때는 $4m$이 되어 필터가 커질수록 상당한 연산시간을 줄일 수 있다.

2차원 히스토그램에 스케일 스페이스 필터를 2차 미분한 $\nabla^2 g(x, y, \tau)$를 적용하여 얻어진 결과에서 그 결과 값이 음수가 되는 영역은 2차원 히스토그램의 마루 부분을 나타낸다. 2차원 히스토그램에 대한 스케일 스페이스 필터링은 스케일 상수 τ 가 작아질수록 의미 없는 마루를 생성하여 마루의 개수가 많아지는 반면, τ 가 커질수록 두드러진 부분을 제대로 나타내지 못한다. 스케일 상수 τ 의 값이 40 정도가 되면 필터의 크기가 2차원 히스토그램을 거의 포함하게 되며 생성된 마루들도 여러 개의 마루들이 합쳐진 형태로 나타나기 때문에 그 이상의 스케일에 대한 스케일 스페이스 필터링은 2차원 히스토그램의 두드러진 마루를 찾는 데는 아무런 영향을 주지 않는다. 따라서 스케일 상수 τ 가 변화할 수 있는 범위의 최대 값을 40으로 설정하고 그 값을 1씩 감소시키면서 11이 될 때까지 필터링을 행한다. 또한 $\nabla^2 g(x, y, \tau)$는 x와 y값이 $|3\tau|$ 보다 큰 지점에서는 연산결과에 영향을 미치지 않는 아주 작은 값을 가지므로 $\nabla^2 g(x, y, \tau)$를 -3τ에서 3τ사이의 범위에서 계산한다.

본 논문에서는 2차원 히스토그램에 스케일 스페이스 필터링을 적용시켜 얻은 영상을 "스케일 스페이스 영상(scale space image)"이라 하고, 스케일 스페이스 영상을 이차 미분해서 마루 부분을 추출한 영상을 "마루 영상(peak image)"이라 한다.

2.2.2 최적 스케일의 자동 선택

"최적스케일 영상"은 각 2차원 히스토그램마다 한 개가 선택되는데, 2차원 히스토그램의 두드러진 마루가 모두 존재하면서 히스토그램의 모양을 가장 잘 나타내는 마루 영상으로 선택되고, 그때의 스케일 상수 값을 "최적스케일"이라 한다. 본 논문에서는 그래프 구조를 이용하여 마루의 변화를 표현하고, 그래프 구조를 검색하여 최적 스케일을 결정한다. 마루의 변화는 다음 네 가지 경우 중 하나로 나타난다.

① 새로운 마루가 생성되는 경우
② 하나의 마루가 여러개의 마루로 분할되는 경우
③ 여러개의 마루들이 하나의 마루로 합쳐지는 경우
④ 마루의 모양만 변화하는 경우

그래프 구조에서 마루 정보는 노드로 표현하고, 인접한 두 마루영상의 마루들 사이의 관계는 방향성 에지로 나타내는데, 각 노드에는 마루가 시작되는 스케일 상수 값과 카운터를 두어 해당 마루가 얼마만큼의 스케일 범위에서 연속적으로 나타나는가를 기록하여 두드러진 마루가 공존하는 스케일의 범위를 결정하는데 이용한다. 본 논문에서는 각 경로에서 가장 오래 존재하는 마루를 그 경로의 "두드러진 마루"라 하고, 모든 경로의 두드러진 마루의 중첩된 스케일 범위를 "가변 범위(variable range)"라 하는데, 2차원 히스토그램의 두드러진 마루가 공존하는 마루영상의 스케일 범위가 가변 범위이다. 그래프 구조는 먼저 시작노드를 생성하고 스케일 상수 40에 해당하는 마루 영상 내에 존재하는 마루들에 대한 노드를 생성하고, 스케일 상수 값을 1씩 감소하여 11일 때까지 마루의 변화 관계를 검사한다. 마루의 변화가 ①, ②, ③ 에 해당되는 경우는 새로운 노드를 생성하여 새로운 노드가 시작되는 시작 스케일을 기록하고 카운터를 1로 초기화한다. ④의 경우는 카운터만 증가시킨다. 그래프 구조가 완성되면 시작노드에서 종단노드

에 이르는 모든 경로를 검색하여 각 경로마다 두드러진 마루의 스케일 범위를 찾는다. 새로운 마루가 생성되는 경우는 이전단계의 마루영상에서는 골에 해당하던 영역이 스케일의 변화에 따라 마루가 된 경우이다. 만약 어떤 경로에 새로 생긴 마루 하나만 존재하는데 마루로 나타나는 스케일의 범위보다 골로 나타나는 범위가 크다면 두드러진 마루로 간주할 수 없으므로 이 경로에 대해서는 두드러진 마루의 스케일 범위를 찾지 않는다. 모든 경로에서 두드러진 마루의 스케일 범위를 다 찾은 다음, 각 경로의 스케일의 범위가 중첩되는 범위를 가변 범위로 결정하고, 가변 범위 중 가장 작은 스케일 상수를 최적스케일로 결정한다. 그림 2는 그림 4에 있는 입력영상 1의 2차원 히스토그램(T1T2)에 대한 그래프구조를 나타낸다. 첫 번째 경로에서는 1번 노드와 11번 노드가 있는데, 1번 노드는 스케일상수가 40일 때부터 14일 때까지 27의 스케일 범위동안 나타나는 마루이고, 11번 노드는 스케일 상수가 13일 때부터 11일 때까지 3의 스케일 범위동안 나타나는 마루이다. 이 경로에서 1번 노드가 11번 노드보다 오랫동안 존재하는 마루이므로 1번 노드가 두드러진 마루가 된다. 다른 경로에 대해서도 같은 방법으로 두드러진 마루의 범위를 찾으면 40-14의 범위동안 나타나는 2번 노드와 38-11의 범위동안 나타나는 3번 마루가 찾아진다. 4번 마루부터 10번 마루의 경로에 대해서는 각 경로의 시작 마루이전에 골로 존재했던 범위가 마루로 존재하는 범위보다 길기 때문에 두드러진 마루를 찾지 않는다. 두드러진 마루의 중첩범위인 가변 범위를 찾으면 38-14가 되고 최적스케일은 14가 된다.

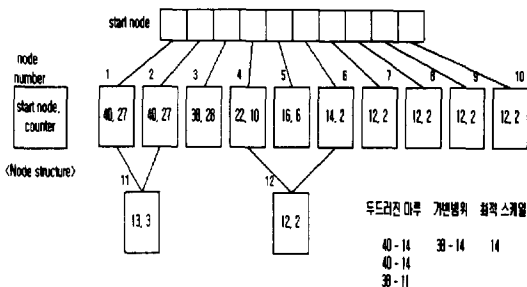



그림 2. 노드 구조와 2차원 히스토그램에 대한 그래프구조.

2.2.3 3차원 클러스터링

3차원 클러스터링 과정에서는 대뇌조직에 해당하는 3차원 클러스터를 찾는데, 최적스케일 영상으로 3차원 공간을 형성하고 각 최적스케일 영상의 마루들을 교집합해서 생성되는 클러스터들 중에서 두드러진 클러스터를 선택한다. 그 방법은 먼저 최적스케일 영상의 모든 마루에 서로 다른 레이블을 할당하고, 대뇌 영상의 모든 화소들의 t1과 t2, pd 값을 3차원 공간의 세 평면, 즉 최적스케일 영상에 투영하여 세 개의 레이블 쌍(L_t1, L_t2, L_pd)을 구하고, 각 레이블 쌍에 속하는 화소 수와 중심 값을 계산한다. 각 레이블 쌍은 대뇌 영상내의 클러스터들을 대표하므로 이 과정을 거치면 대뇌영상에 포함되어있는 모든 클러스터가 찾아지고, 각 클러스터의 화소 수와 중심 값이 구해진다. 이들 클러스터의 화소 수를 비교하여 두드러진 클러스터를 찾고 그들의 레이블 쌍과 화소 수, 중심 값을 두드러진 클러스터의 정보로 저장한다. 그림 3은 대뇌영상의 한 화소에 대해 그 화소가 속하는 클러스터의 레이블 쌍을 구하는 과정을 보여준다.

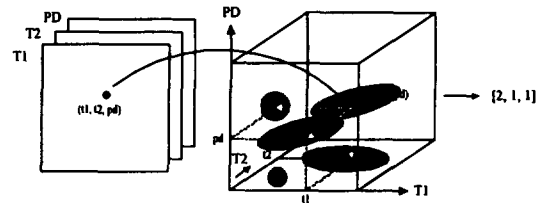



그림 3. 대뇌영상의 화소가 속하는 클러스터의 레이블 쌍을 구하는 과정.

FCM 알고리듬은 클러스터의 중심값과 데이터 사이의 유사도 측정을 기반으로 소속함수의 반복적 최적화를 통해서 목적함수를 최소화시키려는 방법이다[10]. FCM 알고리듬의 목적 함수는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^{n}\sum_{i=1}^{c}(u_{ik})^m(d_{ik})^2, \quad 1 \le i \le c, \quad 1 \le k \le n \tag{6}$$

$$d_{ik} = \|x_k - v_i\| \tag{7}$$

여기서 u_{ik}는 k번째 데이터가 i번째 클러스터에 속하는 정도를 나타내고, d_{ik}는 k번째 데이터와 i번째 클러스터의 중심값 v_i와의 거리를 의미한다. 그리고 U 는 주어진 i, k 의 범위에서 모든 소속함수 u_{ik}를 포함하는 소속함수 행렬을 나타내고 V는 모든 클러스터의 중심값을 포함하는 행렬이다. 대뇌 영

상분할은 FCM알고리듬을 3차원으로 확장하여 두드러진 클러스터의 중심값을 초기값으로 두고 T1과 T2, PD 영상을 분할한다. 본 논문에서 수행하는 3차원 FCM 알고리듬의 수행과정은 다음과 같다.

1) 초기 중심값을 결정하고 초기화한다.

2) 알고리듬의 순환 회수를 나타내는 변수 b를 0으로 초기화한다.

3) 다음 식을 이용해서 i 번째 클러스터에 대한 모든 데이터들의 소속함수 행렬 $U^{(b)}$를 구한다. 여기서 x_{k_l}은 k번째 화소의 l번째 입력영상의 값이고, v_{i_l}은 i번째 클러스터의 l번째 입력영상에 대한 중심값이다.

$$u_{ik}=\frac{1}{\sum_{j=1}^{c}\left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}}\right)^{2/(m-1)}} \tag{8}$$

$$d_{ik}=\|x_k-v_i\|=\sqrt{\sum_{l=0}^{2}(x_{k_l}-v_{i_l})^2}$$

4) 다음 식을 이용해서 i 번째 클러스터의 중심값을 구한다.

$$v_{i_l}=\frac{\sum_{k=1}^{n}(u_{ik})^m x_{k_l}}{\sum_{k=1}^{n}(u_{ik})^m},\quad l=0,1,2 \tag{9}$$

5) 새로운 중심값에 의한 i 번째 클러스터에 대한 모든 데이터들의 소속함수 행렬 $U^{(b+1)}$를 구한다.

6) $\| U^{(b)}-U^{(b+1)}\| < \varepsilon$ 이 만족하면 멈추고 그렇지 않으면 b를 1증가시키고 4)로 돌아간다. 여기서 ε은 멈춤 조건으로 0과 1 사이의 작은 값을 가지는데 보통 0에 가까운 값을 가지도록 설정한다.

3. 실험 결과 및 고찰

실험 영상은 1.5T(Magnetom Vision Simens, Eralngen Germany) 시스템으로부터 획득한 256×256 크기의 16비트 다이콤(digital imaging and communications in medicine, DICOM) 3.0 영상을 8비트 그레이(gray) 영상으로 변환하여 사용하였고, 슬라이스의 두께(thickness)는 7 mm 이고 2~3 mm의 간격(gap)으로 획득하였다. 실험은 펜티엄프로 200 MHz 시스템에서 Visual C++ 5.0을 사용하여 구현하였다. 그림 4는 실험에 사용된 입력 영상의 예다. 그림 5는 T1 강조 영상과 T2 강조 영상, PD 영상에서 얻어진 2차원 히스토그램이다. 검게 나타날수록 2차원 히스토그램에서 화소들이 더 많이 밀집된 지역임을 나타낸다. 표 1은 본문 2.2.2에서 설명하였듯이 입력영상 1과 2에 대해서 그래프 구조를 이용하여 찾아낸 2차원 히스토그램의 가변범위와 최적스케일을 나

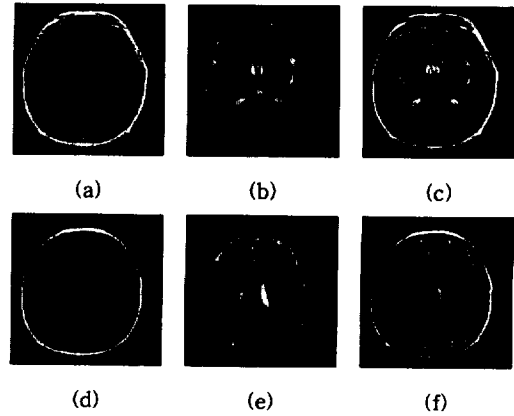



그림 4. 입력 영상들 (a)(b)(c) 입력 영상 1, (d)(e)(f) 입력 영상 2, (a)(d) T1 강조 영상, (b)(e) T2 강조 영상, 및 (c)(f) PD 영상.

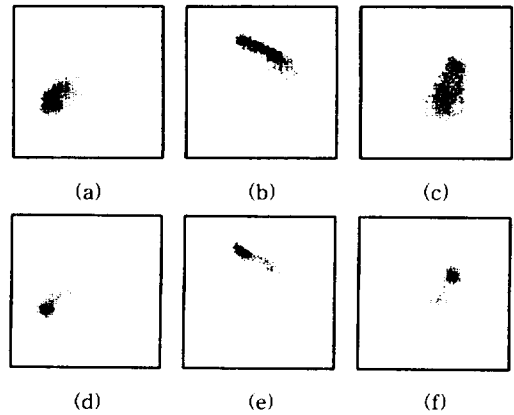



그림 5. 2차원 히스토그램 (a)(d) T1T2 히스토그램, (b)(e) T2PD 히스토그램, 및 (c)(f) PDT1 히스토그램.

표 1. 2차원 히스토그램의 가변범위와 최적스케일

실험 영상	2차원 히스토그램 (T1T2)		2차원 히스토그램 (T2PD)		2차원 히스토그램 (PDT1)	
	가변 범위	최적 스케일	가변 범위	최적 스케일	가변 범위	최적 스케일
1	38-14	14	29-14	14	28-21	21
2	27-11	11	40-11	11	28-14	14

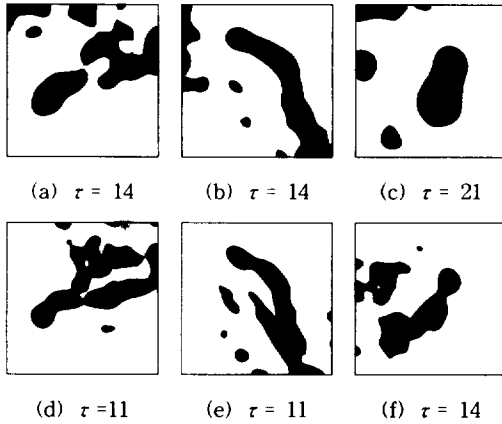



그림 6. 최적스케일에 대한 마루 영상 (a)(d) T1T2 마루 영상, (b)(e) T2PD 마루 영상, 및 (c)(f) PDT1 마루 영상.

타낸다. 그림 6은 최적 스케일에 대한 마루 영상을 나타낸다. 그림 7에서는 본 논문에서 제안하는 3차원 클러스터링에 의한 실험결과와 단일 스펙트럼 영상에서 FCM알고리듬을 이용하여 분할[5]한 실험결과를 비교해 보이고 있다. 그림 7의 (a)와 (g)는 실험영상1에서 분할한 백색질을 나타낸다. (a)는 제안한 방법에 의한 결과이고 (g)는 단일 스펙트럼 영상에 대한 결과인데 (a)가 (g)보다 더 정교하게 분할되었음을 보여주고 회색질과 CSF에서도 제안한 방법에 의한 결과가 더 나은 것을 보여준다. 단일 스펙트럼 영상에 의한 분할결과는 회색질 영역이 백색질 영역에 포함되어 백색질 영역이 두껍게 나타나고 CSF영역의 경계 부분이 회색질 영역에 포함되어 CSF영역이 얇게 나타나는데 비해, 제안된 방법에 의한 영상 분할 결과는 회색질과 백색질의 미세한 부분까지 세밀하게 분할되고 CSF영역도 다른 영역에 의해 손상됨이 없이 정확하게 분할되었다.

4. 결 론

본 논문에서는 T1 강조 영상과 T2 강조 영상, PD 영상을 입력 영상으로 한 자동화된 영상 분할 방법을 제시하였다. 영상 분할과정은 먼저 대뇌 영역을 추출한 뒤, 3개의 대뇌 영상에 대해 2차원 히스토그램을 만들어 스케일 스페이스 필터링해서 마루영상을 구하고 그래프구조를 통하여 최적스케일을 구한 뒤 최적스케일 영상으로 3차원 공간을 형성하여 3차원 클

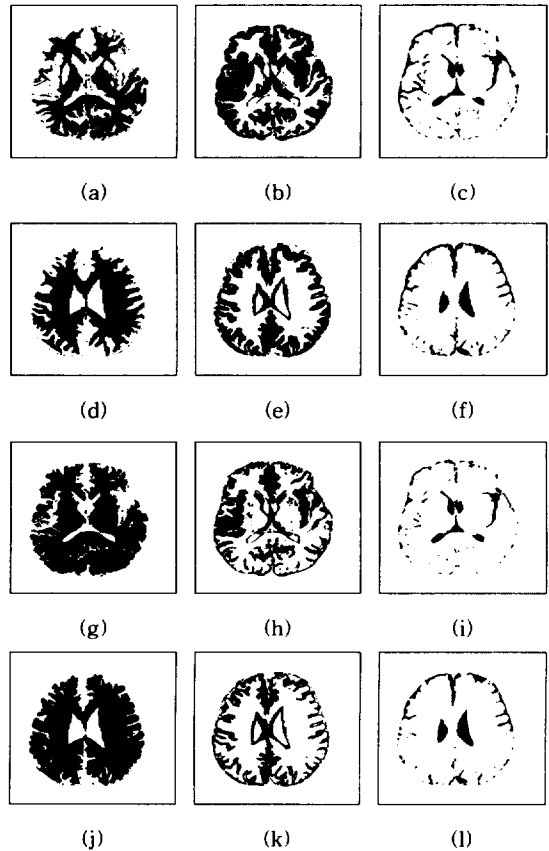



그림 7. 영상 분할 결과 (a)(b)(c)(d)(e)(f) 제안한 영상분할 방법으로 분할한 결과, (g)(h)(i)(j)(k)(l) 단일 스펙트럼 영상에 대한 분할 결과, (a)(d)(g)(j) 백색질, (b)(e)(h)(k) 회색질, 및 (c)(f)(i)(l) CSF.

러스터를 찾고, 3차원 클러스터의 중심 값을 구해 이를 대뇌 영상 분할을 위한 퍼지 클러스터링 알고리듬의 초기 중심 값으로 설정하여 분할하였다. 제안한 방법에 의한 분할 결과는 단일 스펙트럼 영상을 이용한 영상 분할 결과보다 정확한 결과를 얻을 수 있었다. 본 논문은 모든 영상분할 과정을 자동화하였고, 3차원 클러스터의 정확한 중심 값을 찾아 FCM 알고리듬의 초기 중심 값으로 설정함으로 초기 중심 값의 영향을 많이 받는 FCM 알고리듬의 단점을 보완하였고, 3차원 클러스터링을 통해 입력 영상의 특징 값들을 조합하여 분할에 이용함으로 정확한 분할 결과를 얻었다는데 의의가 크다.

의료 영상 분할은 인식을 위한 선행 단계로 의료영상 저장 및 전송 시스템에서의 효율적인 의료영상 압축을 위한 전 단계로써 활용될 수 있다. 또한 조직

별로 분할된 영상의 정량적 정보들은 데이터 베이스의 입력 정보로 사용되어질 수도 있다. 향후에는 제안한 분할 알고리듬을 1~1.5mm 슬라이스 두께의 단일 영상에 적용해서 3차원 볼륨에 대한 정량적인 정보를 계산하고, 영상 분할에 기반한 3차원 영상의 재구성에 대한 연구가 수행되어질 수 있다.

참 고 문 헌

[1] C. Tsai, B. S. Manjunath, and R. Jagadesan, "Automated segmentation of brain MR images", *Pattern Recognition*, Vol. 28, pp. 1825-1837, 1995.

[2] M. C. Clark, L. O. Hall, D. B. Goldgof, L. P. Clarke, M. S. Silbiger, and C. Li, "MRI Segmentation Using Fuzzy Clustering Techniques: Integrating Knowledge," *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, Vol. 13, No. 5, pp. 730-742, 1994.

[3] M. C. Clark, L. O. Hall, D. B. Goldgof, R. Velthuizen, F. R. Muttagh, and M. S. Silbiger, "Automatic Tumor Segmentation Using Knowledge-Based Techniques," *IEEE Trans. Medical Imaging.*, Vol. 17. No. 2, pp. 187-201, April 1998.

[4] M. S. Atkins and B. T. Mackiewich, "Fully Automatic Segmentation of the Brain in MRI," *IEEE Trans. Medical Imaging*. Vol. 17, No. 1, pp. 98-107, February 1998.

[5] O. K. Yoon, D. M. Kwak, D. W. Kim, K. H. Park, "MR Brain Image Segmentation Using Fuzzy Clustering," 1999 International Fuzzy System Conference proceedings, Vol 2, pp. 853-837, 1999.

[6] A. Lundervold, G. Storvik, "Segmentation of Brain Parenchyma and Cerebrospinal Fluid in Multispectral Magnetic Resonance Images," *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol. 14, No. 2, pp. 339-349, June 1995.

[7] R. E. Gonzalez, R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1993.

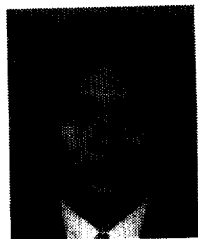
[8] J. B. Babaud, A. P. Witkin and M. Baudin, "Uniqueness of the Gaussian Kernel for Scale-Space Filtering," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell.*, Vol. 8, No. 1, pp. 26-33, 1986.

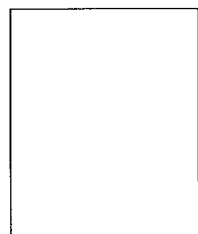
[9] G. E. Sotak and K. L. Boyer, "The Laplacian-of-Gaussian Kernel: A Formal Analysis and Design Procedure for Fast, Accurate Convolution and Full-Frame Output," *CVGIP* 48, pp. 147-189, 1989.

[10] R. L. Cannon, J. V. Dave, and J. C. Bezdek, "Efficient Implementation of the Fuzzy c-means Algorithm", *IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell.*, Vol. PAMI-8, No. 2, pp. 248-255, 1986.

윤 옥 경

1987년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1987년 3월~1993년 2월 삼성종합기술원 주임연구원
1995년 2월 경북대학교 전자계산학과 대학원 졸업(이학석사)
1996년 3월~현재 경북대학교 전자공학과 박사과정
관심분야 : 의료영상처리, 컴퓨터 비젼, 컴퓨터 그래픽스

김 동 휘

1981년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1983년 2월 경북대학교 전자공학과 대학원 졸업(공학석사)
1983년 2월~1996년 2월 한국전자통신연구원 선임연구원
1992년 4월~1995년 3월 일본 와세다대학 전자통신과 졸업(공학박사)
1996년 3월~현재 대구대학교 컴퓨터 정보공학부 조교수
관심분야 : 컴퓨터 네트워크, ATM, 영상 통신

박 길 흠

1982년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1984년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학석사)
1990년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학박사)
1984년 3월~현재 경북대학교 전자전기공학부 교수
관심분야 : 영상신호처리, 컴퓨터그래픽스